

# 基于改进蚁群算法的物流配送路径优化<sup>1</sup>

童若锋<sup>2</sup> 张维泽 许星 董金祥

( 浙江大学人工智能研究所, 杭州 310027 )

**摘要:** 本文建立了带约束条件的物流配送问题的数学模型, 运用蚁群算法解决物流配送路径优化问题, 并将遗传算法的复制、交叉、变异等遗传算子引入蚁群算法, 同时改进信息素的更新方式、客户点选择策略, 以提高算法的收敛速度和全局搜索能力。经过多次实验和计算, 证明了用改进的蚁群算法优化物流配送线路, 可以有效而快速地求得问题的最优解或近似最优解。

**关键词:** 物流配送; 路径优化; 蚁群算法; 蚁群系统

## Optimizing Logistic Distribution Routing Problem Based on Improved Ant Colony Algorithm

RuoFeng Tong, Weize Zhang, Xing Xu, Jinxiang Dong

(Institute of Artificial Intelligence, ZheJiang University, HangZhou 310027)

---

<sup>1</sup> 项目基金: 本文受国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB312106)和浙江省重大科技攻关项目(2005C13023)支持

<sup>2</sup> 作者简介: 童若锋(1969.4-), 男(汉族), 浙江金华人, 教授, 博士, 主要研究方向为 CAD&CG 等。E-mail: [trf@zju.edu.cn](mailto:trf@zju.edu.cn)。

**Abstract:** After constructing the expressions of the constraints in logistic distribution and building the mathematical model, this paper proposes an improved ant colony algorithm to solve distribution problem. Several genetic operators such as crossover and mutation are inducted into the ant colony algorithm, and pheromone updating strategy is ameliorated to improve the efficiency. The result of experiments demonstrates that the optimal or nearly optimal solutions to the logistic distribution routing can be quickly obtained by improved ant colony algorithm.

**Key words:** logistic distribution; optimizing routing; ant colony algorithm (ACA); ant system (AS)

## 1 引言

物流配送路径优化问题<sup>[1]</sup>是典型的组合优化问题,属于一类 NP 完全难问题,具有很高的计算复杂性。随着市场经济的繁荣,物流配送业迅猛发展,越来越多的企业看到了物流配送在企业生产销售流程中的重要作用。传统的手工配送路线选择完全是依靠劳动者的经验和智慧,需要耗费很多的时间和精力。随着企业规模的逐渐壮大,业务规模也不断扩大,配送网点的数量也逐渐增多,安排配送路线的复杂度越来越高,手工安排配送线路已经很难满足企业的业务需求,采用计算机进行路线安排势在必行。

求解配送路径优化问题的方法很多,常用的有旅行商法、动态规划法、节约法、扫描法、分区配送算法、方案评价法等。这些算法虽然能够解决此类问题,但也存在一定的缺陷,节约法的组合点零乱、边缘点难以组合的问题,扫描法非渐进优化等<sup>[2]</sup>。如何针对物流配送路径优化问题的特点,构造运

算简单、寻优性能优良的启发式算法,是一个值得深入研究的课题。近年来遗传算法、禁忌搜索算法<sup>[3]</sup>等都在此问题上进行了运用,并取得了成功<sup>[2, 4, 5]</sup>。但也存在各自的问题,如遗传算法局部搜索能力不强,总体上可行解的质量不是很高<sup>[6]</sup>,禁忌搜索算法对于初始解具有较强的依赖性<sup>[3]</sup>等等。目前研究的热点是混合算法<sup>[6, 7]</sup>,通过混合在一定程度上弥补算法的缺陷。

蚁群算法是受到人们对自然界中真实蚁群的集体行为的研究成果的启发而在近年来提出的一种基于种群的模拟进化算法,属于随机搜索算法,由意大利学者 M. Dorigo<sup>[8, 9]</sup>等人首先提出。M. Dorigo 等人首次提出该方法时,充分利用了蚁群搜索食物的过程与著名的旅行商问题(TSP)之间的相似性,通过人工模拟蚂蚁搜索食物的过程(即通过个体之间的信息交流与相互协作最终找到从蚁穴到食物源的最短路径)来求解 TSP。

蚁群算法可用来解决各种不同的组合

优化问题，特别适合于在离散优化问题的解空间进行多点非确定性搜索，如旅行商问题（TSP）、二次分配问题（QAP）、作业安排调度问题（JSP）等等；此外在通信网络负载问题和水科学<sup>[10]</sup>等应用研究中也广泛应用。它具有通用性和鲁棒性，是基于总体优化的方法。

蚁群算法原型本身就是一个寻找最短路径的模型，因此它在路径优化方面有着天然的优势，目前已经有不少蚁群算法在 TSP 问题中成功运用的例子，如 Ant-Q<sup>[11]</sup>、MMAS<sup>[12]</sup>等。物流配送路径优化问题和 TSP 问题相比有共同点——都是寻找遍历所有客户点的最短路径的问题，也有其特性——有更多更复杂的约束条件和优化目标。本文就是针对这种特点，研究一种基于蚁群算法的优化路径算法，通过引入遗传算子，在局部搜索过程中能够避免算法早熟、停滞，同时改进信息素的更新方式、客户点选择策略，增强蚁群算法的正反馈作用，从而提高收敛速度和全局搜索能力，使得其在物流配送路径优化问题中有较好的实际效果。

## 2 物流配送的数学模型

### 2.1 问题的描述

一般配送路径问题可描述如下：

有  $L$  个客户点，已知每个客户点的需求量及位置，至多用  $K$  辆汽车从配送中心到达这批需求点，并且在完成配送任务后，返回物流中心，每辆汽车载重量一定。要求安排车辆行驶线路使得运输距离最短，且满足以下几个约束条件：

- 1) 每条线路上的客户点需求量之和不超过汽车载重量；
- 2) 每条配送路径的总长度不超过汽车一次配送的最大行驶距离；
- 3) 每个客户点的需求必须且只能由一辆汽车来完成。

其目的是使总成本（如距离、时间等）为最小。

## 2.2 数学模型的建立

### 2.2.1 符号的定义

$L$ : 客户点总数;

$q_i$ : 客户点  $i$  的货物需求量, 其中  $i=1, 2, \dots, L$ ;

$d_{ij}$ : 从客户点  $i$  到客户点  $j$  的距离。特别的, 当  $i, j=0$  时, 表示配送中心, 例如:  $d_{0,3}$  表示从配送中心到客户点 3 的距离,  $d_{2,0}$  表示从客户点 2 到配送中心的距离。  $i, j=0, 1, 2, \dots, L$ ;

$K$ : 车辆的总数;

$Q_k$ : 车辆  $k$  的最大装载量, 其中  $k=1, 2, \dots, K$ ;

$D_k$ : 车辆  $k$  的最大行驶距离, 其中  $k=1, 2, \dots, K$ ;

$n_k$ : 车辆  $k$  配送的客户总数, 当  $n_k=0$  时, 表示车辆  $k$  没有参与配送。  $k=1, 2, \dots, K$ ;

$R_k$ : 车辆  $k$  配送的客户点的集合。当  $n_k=0$  时,  $R_k = \Phi$ ; 当  $n_k \neq 0$  时,  $R_k = \{r_k^1, r_k^2, \dots, r_k^{n_k}\} \subseteq \{1, 2, \dots, L\}$ , 其中

$r_k^i$  表示该客户点在车辆  $k$  的配送线路中顺序为  $i$ 。  $k=1, 2, \dots, K$ 。

### 2.2.2 约束条件

根据前文对物流配送路径优化问题的描述, 我们可以提取出以下几个约束条件:

1) 每条线路上的客户点需求量之和不超过汽车载重量:

$$\sum_{i=1}^{n_k} q_{r_k^i} \leq Q_k, n_k \neq 0$$

2) 每条配送路径的总长度不超过汽车一次配送的最大行驶距离:

$$\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_k^{i-1} r_k^i} + d_{r_k^{n_k} 0} \leq D_k, n_k \neq 0$$

3) 每个客户点的需求必须且只能由一辆汽车来完成:

$$R_{k1} \cap R_{k2} = \Phi, k1 \neq k2$$

4) 配送线路遍历所有客户点:

$$\begin{aligned} \bigcup_{k=1}^K R_k &= \{1, 2, \dots, L\} \\ 0 &\leq n_k \leq L \\ \sum_{k=1}^K n_k &= L \end{aligned}$$

### 2.2.3 优化目标

根据本文中物流配送路径优化问题的优化目标，我们列出优化目标的数学形式：

$$\min \left[ Z = \sum_{k=1}^K \left( \sum_{i=1}^{n_k} d_{r_k^{i-1} r_k^i} + d_{r_k^{n_k} 0} \right) \cdot \text{sgn}(n_k) \right]$$

$$\text{sgn}(n_k) = \begin{cases} 0, & n_k \geq 1 \\ 1, & \text{其他} \end{cases}$$

## 3 优化配送路线的蚁群算法

### 3.1 基本蚁群算法

蚁群算法是一种由于受自然界生物的行为启发而产生的“自然”算法。它是从对蚁群行为的研究中产生的。蚁群中的蚂蚁以“信息素”（pheromone）为媒介的间接的异步的联系方式是蚁群算法的最大的特点。蚂蚁在行动（寻找食物或者寻找回巢的路径）中，会在它们经过的地方留下一些化学物质（我们称之为“信息”）。这些物质能被同一蚁群中后来的蚂蚁感受到，并作为一种信号影响后到者的行动（具体表现在后到的

蚂蚁选择有这些物质的路径的可能性，比选择没有这些物质的路径的可能性大得多），而后到者留下的信息会对原有的信息素进行加强，并且如此循环下去。这样，被越多蚂蚁选择的路径，在后到蚂蚁的选择中被选中的可能性就越大（因为残留的信息浓度较大的缘故）。由于在一定的时间内，越短的路径会被越多的蚂蚁访问，因而积累的信息量也就越多，在下一个时间内被其他的蚂蚁选中的可能性也就越大。这个过程会一直持续到所有的蚂蚁都走最短的那一条路径为止。

我们用人工蚂蚁代替车辆对客户点进行配送，蚂蚁在  $i$  客户点选择服务的下一个客户点  $j$  时，主要考虑两个因素，一是  $i, j$  两顾客点之间的关系的亲密程度，称为可见度，记为  $\eta_{ij}$ ；另外考虑的是由迄今完成的循环所得路径方案体现出来的由  $i$  到  $j$  的可行性，即信息素浓度  $\tau_{ij}$ 。在  $t$  时刻蚂蚁  $k$  由客户点  $i$  转移到客户点  $j$  的概率：

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in allowed_k} [\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}]^\beta} & \text{if } j \in allowed_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中,  $allowed_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - tabu_k$  表示

蚂蚁  $k$  尚未服务的客户点。可见度

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$$

当下一个要服务的客户点会使运载总量超出汽车载重量, 或者使运距超过一次最大行驶距离时, 就返回到配送中心, 人工蚂蚁代表下一辆车出发, 继续配送。当一次循环结束后, 蚂蚁遍历了所有客户点, 完成一次配送。当所有蚂蚁完成一次循环后, 根据各蚂蚁遍历的好坏 (目标函数值), 计算信息素增量, 更新相关路径上的信息素, 更新规则:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k$$

## 3.2 蚁群算法的改进

### 3.2.1 遗传算法对蚁群算法的改进

遗传算法的操作算子是遗传算法的核心内容, 我们将复制、交叉、变异这些遗传算子引入蚁群算法中, 以提高算法的收敛速

度和全局搜索能力。

## 复制

遗传算法中, 复制的主要思想是认为父代中的优质个体可能更接近全局最优解, 应该在子代中继承并继续进化。复制操作使得父代中优质的个体能够在子代中得以保存, 避免交叉变异等操作导致优质个体在种群中丢失。

蚁群算法中, 在每一代搜索完成后, 我们将当前父代中最优的解复制到子代中, 使得最优的个体能在子代中继续积累信息素, 这样能加快算法的收敛速度。

## 编码

遗传算法中的交叉和变异操作是建立在基因编码上的, 因此在引入交叉和变异操作之前, 我们首先对物流配送模型进行编码。

假设有  $L$  个客户点,  $K$  辆配送车辆, 本文采用的编码方式是将这  $L$  个客户点分别用 1 到  $L$  这  $L$  个自然数标识; 第一辆车从配

送中心出发时用 0 标识,其他车辆则分别用  $L+1, L+2, \dots, L+K-1$  表示。由于同一辆车可以多次配送,所以,2 次以上配送的车辆出发时,依次用  $L+K, L+K+1, \dots$  表示。新的一辆车从配送点出发,或者编码结束,就表示前一车辆的路线结束,返回配送中心。这样就将一次配送表示为一组由 0 和自然数组成的编码。例如,有 6 个客户点,我们分别用 1 至 6 表示,3 辆车负责,那么编码:

0, 1, 2, 3, 7, 4, 5, 8, 6

表示 3 辆车的配送线路分别是:车辆 1[0→1→2→3→0], 车辆 2[0→4→5→0], 车辆 3[0→6→0]。

又如编码:

0, 1, 2, 3, 8, 4, 5, 9, 6

表示的配送线路为:车辆 1[0→1→2→3→0], 车辆 3[0→4→5→0], 车辆 1 第二次配送[0→6→0]。

## 交叉

交叉操作是遗传算法中增加种群多样性,防止算法早熟、停滞的操作。在蚁群算

法中引入交叉操作,可以有效地扩大搜索空间,避免算法陷入局部最优解。

在蚁群算法每一代搜索完成之后,我们将其中的最优解和次优解进行编码交叉操作,交叉规则如下:

1) 假设两组编码分别是  $S1$  和  $S2$ ,首先随机生成交叉段的长度和交叉段起始位置;

2) 找出  $S1$  和  $S2$  中的交叉段,假设  $S1: P_1|P_2|P_3$ ,  $S2: Q_1|Q_2|Q_3$ ,  $P_2$  和  $Q_2$  分别是  $S1$  和  $S2$  的交叉段;将  $Q_2$  插入  $S1$  中,位于  $P_2$  前面,这样形成新的编码  $S3: P_1|Q_2|P_2|P_3$ ;

3) 在  $S3$  中,删除  $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3$  中与  $Q_2$  重复的编码。形成交叉编码  $S3$ ;

4) 同样的方法用在  $S2$  上,生成新的编码  $S4$ ;

5) 比较  $S1$ 、 $S2$ 、 $S3$ 、 $S4$  的结果,选出最优的两组编码并保存。

## 变异

变异操作也是增加种群多样性的一种



进化手段。适度的变异，既能保持种群内个体的多样化，又能提高算法的效率。

在蚁群算法中，我们在完成交叉操作后，对种群中最优个体进行变异操作，操作方法为：

- 1) 随机生成变异次数  $N$ ；
- 2) 随机生成两个不同的自然数  $n_1$ ， $n_2 > 1$ （第一位不变，保证编码以物流中心为起点）；
- 3) 在最优个体的编码  $S$  中，将第  $n_1$  位和第  $n_2$  位的编码对调；
- 4) 重复 2)、3)  $N$  次，生成新的编码  $S'$ ；
- 3) 比较  $S$  和  $S'$  的结果，保存较优解。

### 3.2.2 蚁群算法的其他改进策略

在引入遗传算法对蚁群算法进行改进后，算法的收敛速度和全局搜索能力得到了提高。我们下面还将从信息素的更新方式、客户点选择策略进行改进，以提高蚁群算法的自适应性。

### 信息素传递参数 $\rho$ 的选取

按照基本蚁群算法， $\rho$ 是一个常量，如果 $\rho$ 过大，则会使未搜索过的路径被选择的概率相对减小，影响全局搜索能力；而如果 $\rho$ 过小，又会影响算法的收敛速度。因此我们在改进算法中将对 $\rho$ 作适当调整。在算法初期，我们希望算法能尽快找到较优解，因此 $\rho$ 要比较大，增大信息浓度的影响，加快算法收敛速度；而当算法停滞不前时，我们要减小 $\rho$ ，从而减小信息素对蚁群的影响，增大蚁群对解空间的搜索，以脱离局部最优解的束缚。

$$\rho(t+1) = \begin{cases} \max[\lambda \cdot \rho(t), \rho_{\min}] & r = r_{\max} \\ \rho(t) & \text{otherwise} \end{cases}$$

4-1 式中， $r$  表示连续没有进化的循环的次数， $r_{\max}$  是一个常量， $\lambda \in (0, 1)$  是一个常量，控制 $\rho$ 衰减速度， $\rho_{\min}$  是 $\rho$ 的最小值，防止 $\rho$ 过小影响收敛速度。当  $r$  达到预先设置的一个数值  $r_{\max}$  时，我们就减小 $\rho$ ， $r$  重新计数，如此反复，直至 $\rho$ 达到预设最小值 $\rho_{\min}$ 为止。

### 确定性搜索和探索性搜索的选则

加速收敛就是要在已得到的较优解的基础上，尽量快的进化，以得到更优解。由于蚁群算法是一种启发式算法，不断地“探索”是蚁群算法进化的必要手段，而正是这种“探索”限制了蚁群算法收敛速度。例如，当算法得到一个较优解，而且该解有可能进一步优化，但由于“探索”范围很大，使得蚂蚁选择该路径的概率相对减小，从而使得路径上的信息量浓度逐渐衰减，该路径也逐渐被“遗忘”了。

为了解决这一问题，我们引入一个新的常量： $q_0 \in [0,1)$ ，蚂蚁  $k$  在每次选择路径之前，先随机产生一个  $q \in [0,1)$ ，蚂蚁  $k$  选择路径  $s$  将根据下式：

$$j = \begin{cases} \arg \max_{j \in allowed_k} [\tau_{ij}(t)^\alpha \cdot \eta_{ij}(t)^\beta] & q < q_0 \\ \text{依照概率 } p_{ij}^k \text{ 得到} & q \geq q_0 \end{cases}$$

式子中，当  $q \geq q_0$  时，是基本蚁群算法中的探索性搜索；当  $q < q_0$  时，是从已得的结果中，找出概率最大的路径作为选择，是对已得成果的“利用”，为确定性搜索。确定性搜索弥补了探索性搜索在收敛速度上受限制的缺陷，通过适当调整  $q_0$ ，能够得到确定性搜索和探索性搜索合理搭配，加快

蚁群算法的收敛速度。

我们还要对  $q_0$  的取值进行讨论。当  $q < q_0$  时，算法是采用确定性搜索，此时蚂蚁以概率  $q_0$  选择距离最短的路径；当  $q \geq q_0$  时，算法是采用探索性搜索，此时蚂蚁以概率  $1 - q_0$  随机选择路径。在算法迭代的初期  $q_0$  选取较大的初始值，以较大的概率进行确定性搜索，这样可以加快寻找局部较优路径的速度；在算法的中期  $q_0$  选取较小的值，增大探索性搜索的概率，从而扩大搜索空间；在算法的后期，恢复  $q_0$  的初始值，加快收敛的速度。

结合改进后的蚁群算法，我们可以得到基于改进后蚁群算法的物流配送路径优化问题的算法流程图：

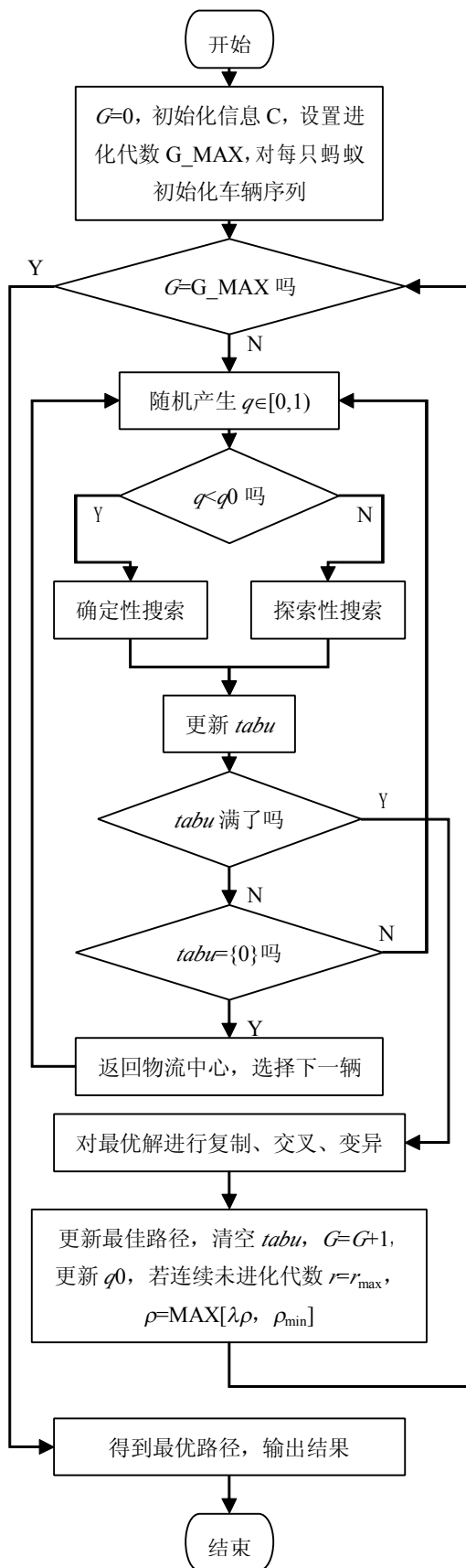


图 1 算法流程图

## 4 实验与计算

文献<sup>[13]</sup>运用改进的遗传算法求解物流配送路径优化问题。我们就以该文献中的例子进行计算比较。

**例** 某配送中心用 2 辆汽车对 8 个客户配送货物。设汽车的载量为 8,000kg，每次配送的最大行驶距离为 40km。配送中心与客户、客户与客户之间的距离如下表（0 表示物流中心，1~8 表示 8 个客户点 ID）：

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	4	6	7.5	9	20	10	16	8
1	4	0	6.5	4	10	5	7.5	11	10
2	6	6.5	0	7.5	10	10	7.5	7.5	7.5
3	7.5	4	7.5	0	10	5	9	9	15
4	9	10	10	10	0	10	7.5	7.5	10
5	20	5	10	5	10	0	7	9	7.5
6	10	7.5	7.5	9	7.5	7	0	7	10
7	16	11	7.5	9	7.5	9	7	0	10
8	8	10	7.5	15	10	7.5	10	10	0

表 1 配送中心、客户之间距离（单位：km）

客户的需求如下表：

客户 ID	1	2	3	4	5	6	7	8
需求量	1	2	1	2	1	4	2	2

表 2 客户货物需求量 ( 单位：吨 )

文献<sup>[13]</sup>中，种群大小为 50，迭代次数 100 次。以下是文献<sup>[13]</sup>中给出的 10 次计算的平均结果为 71.7km，仅有一次找到最优解 67.5km。

用本文的蚁群算法，参数如下：蚁群共 20 只蚂蚁，循环 10 代； $\alpha$ 、 $\beta$ 分别取 1 和 2，10 次计算均找到最优解 67.5km。

我们再以文献<sup>[6]</sup>和文献<sup>[14]</sup>中的例子进行实验比较。

**例 2** 某物流中心有 5 辆配送车辆，车辆的最大载重量均为 8T，一次配送的最大行驶距离均为 50km，需要向 20 个客户送货。物流中心的坐标为( 14.5km, 13.0km)，20 个客户的坐标及其货物需求量见下表：

ID	x 轴坐标 ( km )	y 轴坐标 ( km )	需求 量(T)	ID	x 轴坐标 ( km )	y 轴坐标 ( km )	需求 量(T)
1	12.8	8.5	0.1	1	6.7	16.9	0.9
2	18.4	3.4	0.4	1	14.8	2.6	1.3
3	15.4	16.6	1.2	1	1.8	8.7	1.3

4	18.9	15.2	1.5	1	17.1	11.0	1.9
5	15.5	11.6	0.8	1	7.4	1.0	1.7
6	3.9	10.6	1.3	1	0.2	2.8	1.1
7	10.6	7.6	1.7	1	11.9	19.8	1.5
8	8.6	8.4	0.6	1	13.2	15.1	1.6
9	12.5	2.1	1.2	1	6.4	5.6	1.7
1	13.8	5.2	0.4	2	9.6	14.8	1.5
0				0			

表 3 客户位置坐标及货物需求量

我们计算 10 次的结果如下：

次序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
总距离	113.	109.	110.	111.	110.	111.	109.	109.	107.	110.
	0	6	2	7	4	2	1	6	8	4

表 4 计算结果及具体方案

10 次计算的平均结果 110.3083km 较文献<sup>[6]</sup>的平均结果 122.0km 和文献<sup>[14]</sup>的平均结果 112.5km 都有提高，而且最优解 107.84km，对应的具体方案为：  
0→4→3→17→11→20→0

0→8→19→15→16→13→6→0

0→5→14→2→12→9→10→7→1→0

0→18→0

也较文献<sup>[14]</sup>中的最优解 108.6km 有了提高。本文的最优结果图示如下：

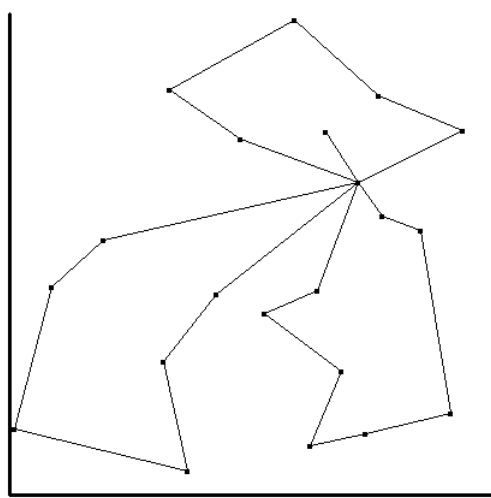


图 2

## 5 结束语

本文根据物流配送路径优化问题的特点，提出一种基于蚁群算法的优化路径算法。该算法通过引入遗传算子，在局部搜索过程中能够避免算法早熟、停滞，同时改进信息素的更新方式、客户点选择策略，增强蚁群算法的正反馈作用，从而提高了算法的收敛速度和全局搜索能力。

实验结果表明，改进后的蚁群算法可以快速有效地求得优化物流配送路径的最优解或近似最优解。本文的研究工作，对蚁群算法及物流配送路径优化问题的研究有一定的参考价值。

## 参考文献

- [1] Bernd Bullnheimer, Richard F Hartl, Christine Strauss. An improved Ant System algorithm for the Vehicle Routing Problem [J]. Annals of Operations Research, 89(1999)319-328.
- [2] LANG Mao-xiang. Study of the optimizing of physical distribution routing problem based on genetic algorithm [J]. China Journal of Highway and Transport, 2002, 15(3): 76-79. (in Chinese) [郎茂祥. 基于遗传算法的物流配送路径优化问题研究 [J]. 中国公路学报, 2002,15(3) : 76-79.]
- [3] XU Ning, LI Chun-guang, ZHANG Jian, et al. Studies on Some Modern Optimization Algorithms. SYSTEMS ENGINEERING AND ELECTRONICS. 2002 Vol.24 No.12: 101-104. [徐宁, 李春光, 张健等. 几种现代优化算法的比较研究. 系统工程

- 程与电子技术, 2002 年, 第 24 卷第 12 期: 101-104.]
- [4] CHANG Yun-tao, PENG Guo-xiong. Urban arterial road coordinate control based on genetic algorithm [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2003, 3(2):106-112. (in Chinese) [常云涛, 彭国雄. 基于遗传算法的城市干道协调控制[J]. 交通运输工程学报, 2003, 3(2): 106-112.]
- [5] LIN Yang, CAI Yuan-li, HUANG Yong-xuan. Dynamic origin-destination matrix estimation for freeways [J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2003, 23(6): 83-86. (in Chinese) [林 勇, 蔡远利, 黄永宣. 高速公路动态 OD 矩阵估计 [J]. 长安大学学报(自然科学版), 2003, 23(6): 83-86.]
- [6] LANG Mao-xiang, HU Si-ji. Study on the Optimization of Physical Distribution Routing Problem by Using Hybrid Genetic Algorithm. CHINESE JOURNAL OF MANAGEMENT SCIENCE, 2002 Vol.10 No.5: 51-56. [郎茂祥、胡思继, 用混合遗传算法求解物流配送路径优化问题的研究, 中国管理科学, 2002, 10(10): 51-56.]
- [7] Chen Haijun, Chen Tieyin. Application of Hybrid Genetic Algorithm in Vehicle Routing Problem. COMPUTER & DIGITAL ENGINEERING, 2005 Vol.33 No.4: 91-95. [陈海军, 陈铁英. 混合遗传算法在路径选择问题的应用. 计算机与数字工程, 第 33 卷 (2005) 第 4 期: 91-95]
- [8] Marco Dorigo, Vittorio Maniezzo, Alberto Colnirni. *Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-PART B: Cybernetics, VOL. 26, No. 1, Feb. 1996.
- [9] V. Maniezzo, A. Carbonaro. Ant Colony Optimization: an overview, in C.Ribeiro Essays and Surveys in Metaheuristics [J].Kluwer 2001: 21-44.
- [10] MA Jun-jian, DONG Zeng-chuan, WANG Chun-xia, et al. Advances in research of ant colony algorithm. JOURNAL OF HOHAI UNIVERSITY (NATURAL SCIENCES), 2005 Vol.33 No.2: 139-143. [马军建, 董增川, 王春霞等. 蚁群算法研究进展. 河海大学学报(自然科学版), 2005 年 3 月, 第 33 卷第 2 期: 139-143.]
- [11] GAMBARDELLA L M, DORIGO M. Ant-Q: a reinforcement learning approach to the traveling salesman problem [A]. Proceedings of ML-95, Twelfth Intern Conf on Machining[C]. Morgan Kaufmann, 1995: 252-260.
- [12] STUTZLE T, HOOS H H. MAX-MIN ant system [J]. Future Generation Computer S

ystem, 2000, 16(8): 889-914.

[13] Liu Lin, Zhu Jianrong. The Research of Optimizing Physical Distribution Routing Based on Genetic Algorithm. Computer Engineering and Applications, 2005, Vol41 No.27: 227-229. [柳林, 朱建荣. 基于遗传算法的物流配送路径优化问题的研究. 计算机工程与应用, 2005 年第 41 卷第 27 期 : 227-229.]

[14] YANG Rui-chen, YUN Qing-xia. STUDY OF IMPROVED ANT COLONY SYSTEM IN THE ROUTING OPTIMIZATION FOR PHYSICAL DISTRIBUTION IN MINES. CHINA MOLYBDENUM INDUSTRY, 2004, Vol. 28 No. 6: 16-18. [杨瑞臣, 云庆夏. 改进的蚁群算法在矿山物流配送路径优化中的研究. 中国铝业, 2004 年 12 月, 第 28 卷第 6 期 : 16-18.]